РАЗДЕЛ III. ЭКОНОМИКА

Темирова Л.Г., Дурдыев Ш.Р.

Фрактальный анализ как технология принятия управленческих решений, на примере временного ряда потерь электроэнергии*Северо-Кавказская государственная академия
(Россия, Черкесск)*

doi: 10.18411/lj-11-2019-119

idsp: ljournal-11-2019-119

Аннотация

В статье рассматриваются алгоритмы фрактального анализа для исследования динамики временных рядов потерь электроэнергии в отдельно взятом регионе СКФО. Численная оценка показателей фрактальной статистики осуществляется на базе последовательного R/S -анализа. Исследуемые временные ряды демонстрируют нелинейность и фрактальность в динамике. Фрактальная память оценивается в виде нечеткого множества. Свойство фрактальности определяет выбор адекватной прогнозной модели для поддержки принятия решений.

Ключевые слова: нелинейная динамика, фрактальная статистика, временной ряд, нечеткое множество, долговременная память, целевая функция, центр тяжести

Abstract

The article deals with fractal analysis algorithms for studying the dynamics of time series of power losses in a particular region of the North Caucasus Federal district. Numerical evaluation of fractal statistics is carried out on the basis of sequential analysis. The studied time series demonstrate nonlinearity and fractality in dynamics. Fractal memory is evaluated as a fuzzy set. The fractal property determines the choice of an adequate predictive model to support decision-making.

Keywords: nonlinear dynamics, fractal statistics, time series, fuzzy set, long-term memory, target function, center of gravity

В настоящее время фрактальный анализ стал одним из инструментальных методов нелинейной динамики для исследования социально-экономических процессов, представленные в виде дискретных временных рядов (ВР). Фрактальный анализ базируется на алгоритме нормированного размаха Херста [5] и алгоритме «последовательного R/S -анализа», этапы которого можно найти в монографии [4]. Основным показателем этих двух алгоритмов является так называемый показатель Херста H , значения которого лежит в интервале $H \in [0, 1]$. По нему определяются такие важные показатели фрактальной статистики [4, 5], как: значение H , мера корреляции C , глубина памяти L , квазицикличность K , цвет шума и т.д. В настоящей статье численные значения фрактальной статистики получены с помощью модифицированного алгоритма «последовательного R/S -анализа», который дифференцированно проходит вдоль всего рассматриваемого ВР [4]. Фрактальный метод исследования временных рядов проиллюстрирован на примере ВР статистики объемов потерь электроэнергии в одном отдельно взятом регионе Карачаево-Черкесской республики (КЧР). Динамика потерь электроэнергии в трех из восьми районов КЧР представлены соответственно на рисунках 1-3: X^1 - Адыге-Хабльский,

X^2 - Прикубанский и X^3 - Усть-Джегутинский районы за период времени с 2011г. по 2018г.

Рисунок 1 – ВР X^1 потеря электроэнергии в Адыге-Хабльском р-не

Рисунок 2 – ВР X^2 потеря электроэнергии в Прикубанском р-не

Рисунок 3 – ВР X^3 потеря электроэнергии в Усть-Джегутинском р-не

На рисунках 4-6 представлены результаты работы алгоритма последовательного R/S - анализа к ВР ежемесячных объемов потерь электроэнергии X^1, X^2, X^3 . Каждый рисунок содержит по два графика. В левом графике представлены результаты фрактального анализа в виде семейства R/S и H -траекторий для каждого отрезка ВР с указанием точек срыва с тренда, определяющие в свою очередь, численную оценку глубины l памяти ВР. Статистика глубин памяти отражается в правой части рисунка в виде гистограммы. Результаты фрактального анализа адекватно представляются нечеткими числами [2, 4, 6, 7] тем самым отметим, что номера точек смены тренда в R/S - траектории составляют основу в обосновании глубины «памяти» рассматриваемых ВР.

а)

б)

Рисунок 4 – R/S -, H -траектории а) и гистограмма нечеткого множества глубины памяти б) для временного ряда X^1

Рисунок 5 – R/S , H – траектории а) и гистограмма нечеткого множества глубины памяти для временного ряда X^2

Рисунок 6 – R/S и H – траектории а) и гистограмма б) нечеткого множества глубины памяти для временного ряда X^3

Применив, представленный в монографии [4] специальный алгоритм α_1 получены для ВР количественные оценки глубины их памяти. Промежуточные данные для построения нечеткого множества [1, 2, 6] глубины памяти ВР $X^1 - X^3$ представлены в таблице 1.

Таблица 1.

Промежуточные результаты вычисления нечеткого множества

глубины памяти временных рядов $X^1 - X^3$

Адыге-Хабльский район, X^1												
l	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
$N(l)$	4	3	10	13	8	6	5	4	3	3	3	1
$d(l)$	0,06	0,05	0,16	0,21	0,13	0,10	0,08	0,06	0,05	0,05	0,05	0,02
$\mu(l)$	0,28	0,21	0,69	0,90	0,55	0,42	0,35	0,28	0,21	0,21	0,21	0,07
Прикубанский район, X^2												
l	-	-	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21
$N(l)$	-	-	1	5	7	10	9	9	7	6	3	4
$d(l)$	-	-	0,02	0,08	0,11	0,16	0,15	0,15	0,11	0,10	0,05	0,07
$\mu(l)$	-	-	0,10	0,49	0,69	0,90	0,89	0,89	0,69	0,59	0,30	0,39
Усть-Джегутинский район, X^3												
l	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	-
$N(l)$	2	2	3	4	14	12	8	7	5	3	2	-
$d(l)$	0,03	0,03	0,05	0,06	0,23	0,19	0,13	0,11	0,08	0,05	0,03	-
$\mu(l)$	0,13	0,13	0,19	0,26	0,90	0,77	0,52	0,45	0,32	0,19	0,13	-

В таблице 1 значения функции принадлежности $\mu(l)$ глубины памяти l нечеткому множеству (НМ) $L(X)$ пропорциональны числам $d(l)$, $l \in L(X)$. Формирование НМ $L(X)$ осуществляется путем попарного объединения элементов l и $\mu(l)$ строк таблицы 1. Полученные для исследуемых ВР $X^1 - X^3$ оценки глубины памяти в виде НМ $L(X^n) = \{(l, \mu(l))\}$, $n = \overline{1,3}$ представлены в таблице 2.

В теории нелинейной динамики средняя длина цикла есть длительность, по истечении которой теряется память о начальных условиях [4, 5]. Когда в процессе R/S -анализа проходим точку смены тренда и длину цикла, тогда численные R/S -значения оказываются в области белого шума с лагом в две или три единицы, при котором поведение R/S -траектории на таком отрезке приобретает хаотический вид.

Таблица 2.

Количественная оценка глубины памяти исследуемых временных рядов, в виде нечеткого множества

Наименование районов	ВР	Нечеткое множество глубины памяти $L(X^r) = \{(l, \mu(l))\}$, $r = \overline{1,3}$	Центр тяжести НМ $c(X^r)$, $r = \overline{1,3}$
Адыге-Хабльский	X^1	$L(X^1) = \{(10;0,28), (11;0,21), (12;0,69), (13;0,90), (14;0,55), (15;0,42), (16;0,35), (17;0,28), (18;0,21), (20;0,21), (21;0,07)\}$	14,1
Прикубанский	X^2	$L(X^2) = \{(12;0,10), (13;0,49), (14;0,69), (15;0,90), (16;0,89), (17;0,89), (18;0,69), (19;0,59), (20;0,30), (21;0,39)\}$	16,5
Усть-Джегутинский	X^3	$L(X^3) = \{(10;0,13), (11;0,13), (12;0,19), (13;0,26), (14;0,90), (15;0,77), (16;0,52), (17;0,45), (18;0,32), (19;0,19), (20;0,13)\}$	15,2

На рисунках 1а)-3а) абсциссы указанных точек равны соответственно 1; 1,1; 1,2, что в среднем составило 1,11. Это означает, что длина цикла для ВР потерь электроэнергии составляет $\sim 10^{1,11} \approx 12$ месяцев. Указанный 12-месячный цикл он годовой, который проявляется для каждого района КЧР. Относительно показателя Херста можно отметить, что по всем исследуемым районам значения H принадлежат узкому интервалу окрестности точек $H \approx 0,8 - 0,9$ по отношению к выявленному 12-месячному циклу.

Выводы, вытекающие из результатов выполненных расчетов, состоят в следующем:

- глубина памяти для рассматриваемых ВР потерь электроэнергии является различной и колеблется в отрезке натурального ряда 10,11,...,21;
- для численного представления глубины памяти ВР целесообразным является математический аппарат теории нечеткого множества. Оцениваемая глубина памяти представляет собой нечеткое множество $L(X) = \{(l, \mu(l))\}$, где l – численное значение глубины памяти и называется в теории НМ носителем НМ, $\mu(l)$ – значение функции принадлежности для этой глубины;
- наиболее существенным свойством полученных нечетких множеств (см. таблицу 2) является то, что для рассмотренных ВР носители принимают достаточно большие значения $l = 12, 13, \dots, 21$. Глубина памяти $l = 12$, $l = 13$, $l = 14$, $l = 15$, $l = 16$

присутствуют в соответствующих им НМ [1, 2] с максимальным значением функции принадлежности $\mu(13)=\mu(14)=\mu(15)=\mu(16)\approx 0,90$. Такая глубина памяти с указанным высоким значением функции принадлежности и фактическое отсутствие предельно малой глубины памяти $l=3$, позволяет утверждать о наличии свойства трендоустойчивости в исследуемых ВР $X^1 - X^3$ ежемесячных объемов потерь электроэнергии в регионе. Такое свойство трендоустойчивости проявляется на протяжении глубины памяти с максимальным значением функции принадлежности $\mu(l)$. При этом подразумевается, что исследуемые ВР являются персистентными [4, 5], т.е. трендоустойчивыми, тем самым в них наблюдаются долговременные корреляции между текущими уровнями и уровнями будущими, которые называют еще термином «черный шум» ($0,5 < H < 1$).

- Информативным показателем, характеризующим степень трендоустойчивости рассматриваемых ВР также является значение центра тяжести (ЦТ) нечетких множеств, представленные в таблице 2. Значения ЦТ, обозначенные как $C(X^r)$, $r = \overline{1,3}$ вычисляются с помощью метода дефазификации [6, 7]

$$C(X^r) = \frac{\sum_{l=10}^{21} l \cdot \mu(l)}{\sum_{l=10}^{21} \mu(l)}, \quad n = \overline{1,8}.$$

Чем больше значение центра тяжести тем большая степень трендоустойчивости присуща рассматриваемому ВР. Для последующей оценки этой характеристики в таблице 2 представлены значения ЦТ нечетких множеств глубины памяти.

Примечание 1. Термин «трендоустойчивость» имеет одновременно качественную природу и количественные оценки. Последние представляются двумя показателями – глубиной памяти и показателем Херста [5]. Подводя итог многочисленных исследований и экспериментальных расчетов, выполненных различными авторами на базе R/S -анализа природных и экономических ВР, автор книги [5] формулирует следующее заключение: «трендоустойчивость поведения (ВР), или сила персистентности увеличивается при приближении H к 1, или 100% (долговременной) корреляции... Чем ближе H к 0,5, тем более зашумлен ряд и тем менее выражен его тренд». Относительно термина «глубина памяти» здесь же [5] утверждается, что «...в любой нелинейной системе, в ее движении всегда существует точка, где теряется память о начальных условиях. Эта точка «потери» аналогична концу естественного периода системы». Следует уточнить, что здесь под термином «период системы» подразумевается цикл [5], наблюдаемый в траектории ВР на рисунках 1-3, в частности, можно предположить, что динамика потерь электроэнергии состоит из чередований спадов и подъемов уровней ВР $X^1 - X^3$ и носит циклический характер.

Один из эмпирических результатов, полученных автором на базе последовательного R/S -анализа временных рядов, содержащих циклическую компоненту, можно символически представить следующим образом: глубина памяти есть длина цикла плюс еще «лаг», т.е. $ГП = Ц + Л$, где ГП – глубина памяти ВР, Ц – длина цикла исследуемого ВР, Л – лаг. Количество уровней ВР на протяжении чего происходит диссипация памяти, демонстрирует исчерпание наблюдаемого цикла [4, 5]. Числовые характеристики трендоустойчивости ВР представляются глубиной его памяти $L(X) = \{l, \mu(l)\}$ и показателем Херста $H = H(X)$.

Таким образом, можно предположить, что оценка трендоустойчивости ВР по существу является двухкритериальной. Первый критерий характеризуется глубиной памяти $L(X) \rightarrow \max$, а второй критерий $H(X) \rightarrow \max$ показателем Херста, при этом оба критерия максимизируются. Последнее означает, что для пары сравниваемых ВР, тот ВР лучше с точки зрения трендоустойчивости, для которого значения $L(X)$ и $H(X)$ больше и, следовательно, тем больше оснований для надежного прогнозирования этого ВР. При этом следует не забывать о том, что мы сталкиваемся с нетривиальной методической и методологической проблемой сравнения такого показателя, который является не обычным числом, а нечетким множеством. В сущности, исследователь имеет дело с математической постановкой задачи дискретного программирования на максимум, т.е. ЦФ $F(x) \rightarrow \max$ с нечеткими данными и с определением [4] бинарных отношений (БО) предпочтения, несравнимости и эквивалентности. Именно БО позволяют вычлнить из критериального пространства $F(X)$ паретовское множество (ПМ) $\tilde{X}$, в котором для каждой пары НМ $F(x')$, $F(x'')$ выполняется БО несравнимости или БО эквивалентности [3, 4]. Последнее разбивает ПМ $\tilde{X}$ на классы эквивалентности. Выбирая с каждого класса по одному представителю получаем полное множество альтернатив (ПМА) X^0 . Определенное таким образом ПМА X^0 является искомым математическим решением задачи дискретного моделирования с нечеткими данными. Далее элементы ПМА X^0 упорядочиваются по предпочтительности в смысле теории принятия решений [3].

1. Алтуний А.Е., Семухин М.В. Модели и алгоритмы принятия решений в нечетких условиях. – Тюмень: Изд-во ТюмГУ, 2000. – 352 с.
2. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и ее применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 165 с.
3. Орловский С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации. – М.: Наука, 1981. – 208 с.
4. Перепелица В.А., Тебуева Ф.Б., Темирова Л.Г. Структурирование данных методами нелинейной динамики для двухуровневого моделирования. – Ставрополь: Ставропольское книжное издательство, 2005. – 284 с.
5. Петерс Э. Хаос и порядок на рынках капитала. Новый аналитический взгляд на циклы, цены и изменчивость рынка. – М.: Мир, 2000. – 333 с.
6. Прикладные нечеткие системы. Под редакцией Т. Тэрано, К. Асаи, М. Сугэно. – М.: Мир, 1993. – 368 с.
7. Lodwick W.A.: Special Issue on the Linkages Between Interval Mathematics and Fuzz Set Theory, Reliable Computing 8(1) (2002), pp. 93-94.

Трач Д.М., Мельничук Л.Д.

Совершенствование менеджмента организаций в условиях их хозяйственной самостоятельности

*Филиал ПГУ им. Т.Г. Шевченко
(Россия, Рыбница)*

doi: 10.18411/lj-11-2019-120

idsp: ljournal-11-2019-120

Аннотация

В рыночной экономике успешность бизнеса зависит, прежде всего, от формирования эффективной системы менеджмента, как в стратегическом, так и в тактическом плане. Это особенно актуально в агропромышленном комплексе. Значительные возможности успешного развития сельскохозяйственных организаций,